

**А.В. ДЕМИН**, канд. физ.-мат. наук, зав. лаб. ИСМА НАН Украины,  
**В.А. КОЛБАСИН**, ст. преподаватель каф. САиУ НТУ «ХПИ»

## ПАРАЛЛЕЛЬНАЯ СИСТЕМА ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ ФЭУ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ КООРДИНАТ СЦИНТИЛЛЯЦИЙ В ДЕТЕКТОРАХ ГАММА-КАМЕР

У статті розглянуті питання реалізації вдосконаленого методу відновлення параметрів сцинтиляцій на паралельних обчислювальних пристроях. Метод передбачує обчислення оцінок параметрів сцинтиляцій виходячи із знання виду функції розсіювання світла у кристалі. Розглянуто питання адаптації методу для реалізації на паралельних обчислювальних пристроях класу SIMD та питання його реалізації для процесорів відеокарт NVidia за допомогою технології CUDA.

В статье рассмотрены вопросы реализации усовершенствованного метода восстановления параметров сцинтилляций на параллельных вычислительных устройствах (ВУ). Метод предполагает вычисление оценок параметров сцинтилляции исходя из знания вида функции распределения света в кристалле. Рассмотрены вопросы адаптации метода для реализации на параллельных ВУ класса SIMD и вопросы его реализации для процессоров видеокарт NVidia при помощи технологии CUDA.

The problems of improved method of scintillation parameters estimation realization on parallel computational devices are considered. The method based on calculation of scintillation parameters estimations taken from crystal light spread function. Problems of method adaptation for implementation on SIMD parallel computational devices are considered. Method realization on NVidia video processor using CUDA technology is described.

**Введение.** Одним из основных методов функциональной диагностики является сцинтиграфия. Суть метода состоит в том, что больному вводится фармпрепарат с радионуклидной меткой (радиофармпрепарат, РФП). В зависимости от типа РФП проходит по организму и накапливается в том или ином органе. Далее при помощи специального оборудования (гамма-камеры) регистрируются испускаемые меткой гамма-кванты, и по ним восстанавливается распределение РФП в теле пациента. По сути, данный метод позволяет неинвазивно составить карту функционирования тканей внутри отдельных органов и систем органов. Благодаря относительно низкой лучевой нагрузке, данный метод широко применяется в медицине для диагностики онкологических заболеваний и функциональных исследований систем органов.

Вместе с тем для большинства сцинтиграфических систем характерно достаточно низкое пространственное разрешение – порядка 3-4 мм. Традиционный подход к повышению пространственного разрешения предполагает использование позиционно-чувствительных фотоэлектронных умножителей (ФЭУ) и уменьшение геометрических размеров ФЭУ. Однако

этот подход приводит к существенному увеличению стоимости всей системы, что неприемлемо для отечественной медицины.

Другим подходом к увеличению пространственного разрешения является совершенствование методов восстановления координат и энергии сцинтилляции. Однако его реализация требует значительного увеличения вычислительной мощности детектора гамма-камеры, что можно осуществить только при помощи параллельных вычислительных устройств. До недавнего времени реализация данного подхода также требовала существенных финансовых затрат. Но с появлением технологии CUDA [1], позволяющей использовать процессоры видеокарт для неграфических вычислений, стало возможным реализовать усовершенствованные алгоритмы восстановления координат при приемлемой стоимости реализации.

Таким образом, данная работа посвящена реализации усовершенствованных методов восстановления координат сцинтилляции на базе процессоров видеокарт.

**Методы восстановления параметров сцинтилляции.** Распределение потока фотонов от сцинтилляционной вспышки описывается функцией рассеяния света в кристалле (ФРС). Координаты сцинтилляции, как правило, совпадают с максимумом этой функции. Распределение света от сцинтилляции регистрируется ФЭУ, которые образуют гексагональную решетку и покрывают всю поверхность кристалла. Для восстановления параметров сцинтилляции необходимо по зарегистрированным ФЭУ значениям дискретизированной ФРС конкретной сцинтилляции определить оценки ее координат и энергии.

Традиционно для этой цели применяется предложенный в работе [2] алгоритм Ангера, согласно которому оценка энергии сцинтилляции  $a$  определяется как сумма значений, а координаты сцинтилляции  $x, y$  – как центр тяжести дискретизированной ФРС:

$$a = \sum_{i=0}^N v_i, \quad x = \frac{\sum_{i=0}^N x_{rem_i} \cdot v_i}{a}, \quad y = \frac{\sum_{i=0}^N y_{rem_i} \cdot v_i}{a}, \quad (1)$$

где  $v_i$  - измеренное значение на выходе  $i$ -го ФЭУ;

$x_{rem_i}, y_{rem_i}$  - координаты  $i$ -го ФЭУ.

Однако метод Ангера обладает рядом недостатков, из которых наиболее значимыми являются усиление шумов ФЭУ и придание слишком большого веса ближайшему к месту сцинтилляции ФЭУ.

В работе [3] было предложено для восстановления параметров сцинтилляции использовать аппроксимационный метод, заключающийся в определении энергии и координат сцинтилляции как аргумента, минимизирующего среднеквадратичное отклонение измеренных на выходах

ФЭУ значений интенсивности потока фотонов от расчетных значений при заданной форме функции рассеяния света в кристалле:

$$(x, y, a) = \arg \min \sum_{i=0}^N (v_i - LSF(x, y, a))^2, \quad (2)$$

где  $LSF$  - функция рассеяния света в кристалле.

Однако функция ФРС не имеет аналитического представления, в связи с чем соответствующие оценки параметров сцинтилляции могут быть найдены только численно, что требует значительных затрат вычислительных ресурсов. При этом специфика работы гамма-камер требует, чтобы поступающие на детектор данные обрабатывались в режиме реального времени. Отложенная обработка недопустима, поскольку врач должен наблюдать за ходом исследования и при необходимости корректировать его. Скорость обработки данных, которую должен обеспечить детектор, должна быть не меньше чем 300 000 событий в секунду. Такую скорость обработки данных для аппроксимационного алгоритма можно обеспечить только при использовании параллельных вычислительных устройств (ВУ).

**Реализация аппроксимационного метода.** Существуют два основных класса параллельных ВУ[4]:

1) ВУ с параллельными потоками инструкций, где каждая инструкция обрабатывает свой набор данных Multiple Instructions – Multiple Data (MIMD).

2) ВУ с параллельными потоками данных, где одна инструкция выполняется для нескольких наборов данных Single Instructions – Multiple Data (SIMD).

ВУ класса MIMD являются наиболее универсальными, но и наиболее дорогостоящими. ВУ класса SIMD проще и дешевле чем ВУ класса MIMD, однако прирост производительности они дают только для определенного класса задач. ВУ класса SIMD эффективны только в задачах, где предполагается выполнение одинаковых операций над несколькими наборами данных. Если же для обработки каждого набора данных требуется свой набор инструкций, то их эффективность резко снижается.

Рассмотрим, ВУ какого типа необходимо для реализации аппроксимационного метода. В аппроксимационном методе для обработки данных каждой сцинтилляции используется один и тот же алгоритм. Однако размер набора данных и количество итераций алгоритма численной оптимизации различаются для каждой сцинтилляции. Если обеспечить постоянство размера набора исходных данных и постоянство количества итераций, то для реализации аппроксимационного метода может быть использовано ВУ класса SIMD.

Для фиксации размера блока исходных данных и количества итераций предлагается использовать следующий подход. Если для одной вспышки с выходов ФЭУ считывается более 16 значений интенсивности потока фотонов,

то из данного набора выбираются 16 наибольших значений. Если же считается менее 16 значений интенсивности, то они дополняются до 16 нулевыми значениями. Количество итераций задается константой, которая определяется экспериментально, исходя из условия, что после выполнения данного количества итераций шаг изменения оценок координат сцинтилляции для 95% сцинтилляций становится менее миллиметра.

Так как функция распределения света в кристалле задана таблично, вычисление ее производных будет привносить дополнительную ошибку в вычисления и поэтому представляется нецелесообразным. Для численной минимизации предлагается использовать один из наиболее эффективных методов нулевого порядка – метод Нелдера-Мида [5].

Для реализации аппроксимационного метода в данной работе был выбран процессор видеокарты NVidia, являющийся гибридным параллельным ВУ. Процессор видеокарты включает до 16 мультипроцессоров, каждый из которых содержит 8 потоковых процессоров, представляющих собой арифметико-логическое устройство, выполняющее операции над целыми числами и числами с плавающей точкой одинарной точности. Это означает, что за один такт времени ВУ видеокарты может выполнить 16 различных инструкций, при этом каждая инструкция может быть выполнена для 8 потоков данных.

Программный интерфейс процессора рассматривает каждый поток данных в качестве отдельного потока выполнения (thread) для которого допустимы условные операторы. При этом, если разветвление кода происходит внутри потоков, выполняющихся в одном мультипроцессоре, то осуществляется его сериализация – код из разных ветвей выполняется последовательно.

Доступ к памяти в процессорах NVidia организуется в соответствии с архитектурой неравномерного доступа к памяти (NUMA). Каждый мультипроцессор может обращаться к медленной общей памяти большого размера или же к локальной для мультипроцессора быстрой памяти (shared memory) размером 8 кб. Локальная память разделена на 32 банка, доступ к которым может осуществляться параллельно и независимо.

Такая архитектура весьма удобна для данной задачи, поскольку параллелизм на уровне команд между мультипроцессорами и механизм сериализации внутри мультипроцессора позволяют снизить издержки на ожидание выполнения различных ветвей алгоритма численной оптимизации. А размещение обрабатываемого набора данных в локальной памяти позволяет уменьшить количество обращений к общей памяти, за счет чего существенно ускорить работу системы.

Ограничение на использование одинарной точности несущественно для данной задачи, поскольку значения координат и энергии точки сцинтилляции; измеренные на выходах ФЭУ значения и значения функции ФРС укладываются в данный диапазон.

**Результаты.** Программная реализация аппроксимационного метода и метода Ангера была создана в трех версиях: первая версия использует только центральный процессор, вторая – процессор видеокарты без использования локальной памяти, а третья – процессор видеокарты с использованием локальной памяти для хранения промежуточных данных. Реализация методов для центрального процессора была создана с использованием стандартных средств языка C++ и не использует SIMD расширений архитектуры x86.

Для сравнения производительности реализаций измерялось время обработки набора данных, содержащего информацию о 2500000 сцинтилляциях. Обработка проводилась на компьютере с процессором Intel Core 2 Duo частотой 3 ГГц и видеокарткой NVidia 8800 GT со стандартными частотными характеристиками. Результаты измерений приведены ниже в таблице.

Результаты тестирования метода

Реализация метода	Метод Ангера		Аппроксимационный метод	
	Время (сек.)	Скорость (сцинт./сек.)	Время (сек.)	Скорость (сцинт./сек.)
Процессор	0,9	2831110	382	6670
Видеокарта, общая память	1,2	2083330	23	110780
Видеокарта, локальная память	--	--	15	169870

Как видно из приведенной таблицы, при реализации аппроксимационного метода на базе технологии CUDA скорость вычислений увеличилась в 25 раз и приблизилась к требуемой скорости счета детектора гамма-камер. Использование локальной памяти увеличило скорость вычислений в 1.53 раз. Для алгоритма Ангера из-за простоты самого алгоритма существенными оказываются затраты на обмен данными между памятью видеокарты и процессора, поэтому его реализация на ЦП оказалась более эффективной.

Таким образом, аппроксимационный метод при помощи технологии CUDA может быть эффективно реализован на базе процессоров видеокарт NVidia. Что позволяет повысить пространственную разрешающую способность детекторов гамма-камер с минимальными затратами.

*Авторы благодарят фонд CRDF за частичное финансирование.*

**Список литературы:** 1. NVidia CUDA Programming Guide. – NVidia Corp, 2008. – Режим доступа: [http://developer.download.nvidia.com/compute/cuda/2\\_0/docs/NVIDIA\\_CUDA\\_Programming\\_Guide\\_2.0.pdf](http://developer.download.nvidia.com/compute/cuda/2_0/docs/NVIDIA_CUDA_Programming_Guide_2.0.pdf). 2. Anger H.O., Scintillation camera. // Rev. Sci. Instrum. – 1958. – vol.29. – P.27-33. 3. Демин А.В., Гаврилюк В.П., Колбасин В.А. Исследование неангеровских алгоритмов восстановления координат сцинтилляционной вспышки для детекторов гамма-камер // Тезисы международной конференции «Инженерия сцинтилляционных материалов и радиационные технологии – 2008». – С. 29. 4. Немнюгин С., Стесик О. Параллельное программирование для многопроцессорных вычислительных систем. – СПб.:БХВ-Петербург. – 400 с. – 2002. 5. Сухарев А.Г., Тимохов А.В., Федоров В.В. Курс методов оптимизации. – М.:ФИЗМАТЛИТ. – 368 с. – 2005.

*Поступила в редколлегию 23.12.08*

**А. А. ПАВЛОВ**, д-р техн. наук, проф. каф. АСОИУ НТУУ «КПИ»,  
**А. С. ШТАНЬКЕВИЧ**, студент каф. АСОИУ НТУУ «КПИ»

## ВОССТАНОВЛЕНИЕ ЗАКОНОМЕРНОСТИ ПО РЕЗУЛЬТАТАМ ПАССИВНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА С ОГРАНИЧЕННЫМ НАБОРОМ ДАННЫХ

У статті розв'язується задача відновлення закономірності за невеликим числом експериментальних даних за припущення виконання певних умов. Показано, що розв'язання цієї задачі може бути зведено до задачі лінійного цілочисельного програмування (ЛЦП). Обґрунтовано метод розв'язання сформульованої задачі ЛЦП. Викладені та обґрунтовані наближені методи розв'язання цієї задачі.

В статье решается задача восстановления закономірності по небольшому числу экспериментальных данных в предположении выполнения определенных условий. Показано, что решение этой задачи может быть сведено к задаче линейного целочисленного программирования (ЛЦП). Обоснован метод решения сформулированной задачи ЛЦП. Изложены и обоснованы приближенные методы решения этой задачи.

In the article the recovery problem of an unknown law by small quantity of experimental data assuming certain conditions is solved. It is shown that solution of this problem can be reduced to the linear integral problem (LIP). The method of solving the stated LIP problem is grounded. The approximate methods of solving this problem are stated and grounded.

**Постановка задачи.** Рассматривается задача восстановления числовой скалярной функции действительных аргументов, однозначно задающей некоторую закономерность, по анализу наблюдаемых данных (вход–выход) ограниченного объема. Иными словами, некоторая закономерность однозначно задается функцией  $f(\bar{x})$ , не известной наблюдателю. Имеются

результаты пассивного эксперимента  $f(\bar{x}^{-i}) = y_i$ ,  $i = \overline{1, P}$ ,  $P$  – небольшое число. По результатам пассивного эксперимента необходимо найти закономерность, то есть найти истинную функцию  $f(\bar{x})$ , а не её аппроксимацию.

В таком виде задача является некорректной. Будем решать её в следующей частной постановке.

Рассмотрим класс функций

$$\sum_{i=1}^L a_i \psi_i(\bar{x}), \quad (1)$$